**ON THE USE OF DYNAMIC STATE ESTIMATION FOR THE OPTIMAL CONTROL OF POWER SYSTEM**

**A.V. Domyshev1, A.V. Tihonov2**

*1ESI SB RAS, Irkutsk, Russia, 2«Rusal ITC» ltd., Irkutsk, Russia*

The aim of state estimation is to obtain such a steady state that would be closest to the measurements. In static state estimation, information on parameters interconnection of single state is used. However, we can also use information about the change in these values ​​over time. With the development of measuring and computer technology, the accuracy and synchronism of this information is increasing. Therefore, the use of dynamic state estimation algorithms using this information becomes more reasonable.

Classically, the dynamic state estimation problem is solved using various modifications of the Kalman filter.

Studies of the application of classical methods of dynamic state estimation on the data of a real power system (Irkutsk power system) are carried out. A modern feature of the state estimation in a large power system is that the data from the SCADA system transmitted to the calculation subsystem with a sufficiently large frequency. In the considered power system, the period between time steps in measurement vector prepared for state estimation is 30 minutes. With WAMS, it is possible to obtain consistent data much more often. The period of state estimation in this case can be reduced to 1 minute. However, for the purposes of automatic optimal control, when emergency control tasks are not considered, a 30-minute period for obtaining data and, accordingly, state estimation can be quite sufficient.

The application of classical methods of dynamic state estimation on 30-minute slices of data received from SCADA was not effective. The change in load showed a chaotic character.

As a result of applying the Kalman filter with the linear or averaging method of the moving average model, we get a prediction with a larger error than with a static state estimation. In this case, either a delay or a roughening of the state is observed, or in some cases, we faced with a swing and violation of the stability of the computational algorithm.

In order to understand the possibility of constructing an adequate model for predicting the process of changing electric states in time, the ergodic theory of dynamic chaos was applied. The process of changing states was considered as a dynamic system with an unknown control law.

To study the behavior of the system Lyapunov exponents were used, which characterize the degree of tension and compression in the phase space of the system motion (changes in its parameters) along stable and unstable directions.To restore the d-dimensional phase space from measurements of one of the variables of the state vector of the system, the Takens theorem was used.

The calculations showed that the first clear minimum is observed at the depth of the analyzed data set of one day. Thus, to obtain an adequate forecast in the model function, it is necessary to use more complex models than linear or moving average, which are often used in the Kalman filter. The use of dynamic state estimation using the Kalman filter can be used in slow changing process and a forecast horizon of up to 1 min. Thus, the scope of dynamic state assessment is limited to automatic control of power equipment and micro networks, including for the purpose of emergency control.

For the optimal control problem, a model is required that provides a forecast for a time of the order of a day. Such a model may be models based on artificial neural networks. Moreover, there are two possible uses of such models: 1) direct use to obtain a forecast; 2) use as a model of the system’s behavior in dynamic state estimation using the Kalman filter. The second application of the ANN involves the use of a non-linear Kalman filter, in particular a sigma-point filter.

**References**

1. Monticelli A. State estimation in electric power systems: a generalized approach. - Springer Science & Business Media, 2012.
2. Gamm A.Z. Statistical methods of state estimation of electric power systems. - Nauka, 1976 (*In Russian)*.
3. Singh H., Alvarado F. L. Weighted least absolute value state estimation using interior point methods //IEEE Transactions on Power Systems. – 1994. – Т. 9. – №. 3. – С. 1478-1484.
4. ANARES - software for power system modeling, [Electronic resource] - Access: http://anares.ru/software]
5. Abarbanel H. Analysis of observed chaotic data. – Springer Science & Business Media, 2012.
6. Loskutov A.Y. Mathematical Foundations of Chaotic Dynamical Systems: Lecture Course //M.: MSU. – 2008 *(In Russian)*.
7. Takens F. On the numerical determination of the dimension of an attractor //Dynamical systems and bifurcations. – Springer, Berlin, Heidelberg, 1985. – С. 99-106.
8. Noakes L. The Takens embedding theorem //International Journal of Bifurcation and Chaos. – 1991. – Т. 1. – №. 04. – С. 867-872.
9. Rosenstein M. T., Collins J. J., De Luca C. J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets //Physica D: Nonlinear Phenomena. – 1993. – Т. 65. – №. 1-2. – С. 117-134..
10. TISEAN Nonlinear Time Series Analysis, [Электронный ресурс]: <https://www.pks.mpg.de/~tisean/>
11. Pesin Y.B. Lyapunov characteristic exponents and smooth ergodic theory // Uspekhi Matematicheskikh Nauk. – 1977. – Т. 32. – №. 4 (196). – С. 55-112 *(In Russian)*.
12. Glazunova A. Dynamic state estimation //Monitoring, Control and Protection of Interconnected Power Systems. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2014. – С. 107-123.

**О ПРИМЕНЕНИИ ДИНАМИЧЕСКОГО ОЦЕНИВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ДЛЯ ЦЕЛЕЙ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКИМИ РЕЖИМАМИ В ЭНЕРГОСИСТЕМЕ**

**Домышев А.В.1, Тихонов А.В.2**

*1ИСЭМ СО РАН, Иркутск, Россия, 2ООО «Русал ИТЦ», Иркутск, Россия*

Задача оценивания состояния заключается в получении такого установившегося режима, который был бы наиболее близок к имеющимся измерениям. При выполнении статического оценивания состояния используется информация о взаимосвязях физических величин, определяющих режим работы электрической сети в конкретный момент времени, однако имеется еще информация об изменении этих величин во времени. С развитием измерительной и компьютерной техники точность и синхронность этой информации все увеличивается. Поэтому оправданным становится применение алгоритмов динамического оценивания состояния, использующих данную информацию.

Классически задача динамического оценивания состояния решается с использованием различных модификаций фильтра Калмана.

Проведены исследования применения классических методов динамического оценивания состояния на данных реальной энергосистемы (Иркутской энергосистемы). Современной особенностью оценивания состояния для крупной энергосистемы является то, что данные от системы SCADA поступают в расчетную подсистему с достаточно большой периодичностью. В рассматриваемой энергосистеме период формирования срезов для оценивания состояния и последующей оптимизации равен 30 минутам. При наличии WAMS возможно получение согласованных между собой данных значительно чаще. Период оценивания состояния в этом случае может быть сокращен до 1 минуты. Однако, для целей автоматического оптимального управления, когда не рассматриваются задачи противоаварийного управления, 30 минутный период получения данных и соответственно расчета оценивания состояния может быть вполне достаточным.

Применение классических методов динамического оценивания состояния на 30 минутных срезах данных получаемых от SCADA оказалось не эффективным. Изменение нагрузки показывало хаотический характер.

В результате применения фильтра Калмана с линейной или усредняющей методом скользящего среднего моделью мы получаем режим с большей ошибкой чем при статическом оценивании состояния. При этом наблюдается или запаздывание и загрубление режима или в отдельных случаях наблюдается раскачивание и нарушение стабильности вычислительного алгоритма.

Для того, чтобы понять возможность построения адекватной модели предсказания процесса изменения режимов во времени была применена эргодическая теории динамического хаоса. Процесс изменения режимов при этом рассматривался как динамическая систему с неизвестным законом управления.

Для исследования поведения системы в окрестности произвольной траектории использовались показатели Ляпунова, которые характеризуют степень растяжения и сжатия в фазовом пространстве движения системы (изменения ее параметров) вдоль устойчивых и неустойчивых направлений.

Для восстановления d-мерного фазового пространства по измерениям одной из переменных вектора состояния системы была использована теорема Такенса.

Из приведенных расчетов показано, что первый явный минимум проявляется при глубине анализируемого набора данных в одни сутки. Таким образом, для получения адекватного прогноза в модельной функции необходимо использовать более сложные модели, чем линейные или скользящего среднего, которые часто применяются в фильтре Калмана. Применение динамического оценивания состояния с использованием фильтра Калмана ограничено медленным изменением параметров режима и горизонтом прогнозирования до 1 мин. Таким образом, область применения динамического оценивания состояния ограничена автоматическим управлением энергоустановками и микросетями, в том числе с целью противоаварийного управления.

Для целей оптимального управления требуется модель обеспечивающая прогноз на время порядка суток. Такой моделью могут быть модели, основанные на искусственных нейронных сетях. Причем возможны два варианта использования таких моделей:   
1) непосредственное использование для получения прогноза; 2) использование как модели поведения системы в динамическом оценивании состояния с использованием фильтра Калмана. Второй вариант применения ИНС предполагает применение нелинейного фильтра Калмана, в частности сигма-точечного фильтра.

**Литература**

1. Monticelli A. State estimation in electric power systems: a generalized approach. - Springer Science & Business Media, 2012.
2. Гамм А. З. Статистические методы оценивания состояния электроэнергетических систем. - Наука, 1976.
3. Singh H., Alvarado F. L. Weighted least absolute value state estimation using interior point methods //IEEE Transactions on Power Systems. – 1994. – Т. 9. – №. 3. – С. 1478-1484.
4. АНАРЭС - комплекс программ для моделирования режимов энергосистем, [Электронный ресурс]: <http://anares.ru/software>
5. Abarbanel H. Analysis of observed chaotic data. – Springer Science & Business Media, 2012.
6. Лоскутов А. Ю. Математические основы хаотических динамических систем: курс лекций //М.: МГУ. – 2008.
7. Takens F. On the numerical determination of the dimension of an attractor //Dynamical systems and bifurcations. – Springer, Berlin, Heidelberg, 1985. – С. 99-106.
8. Noakes L. The Takens embedding theorem //International Journal of Bifurcation and Chaos. – 1991. – Т. 1. – №. 04. – С. 867-872.
9. Rosenstein M. T., Collins J. J., De Luca C. J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets //Physica D: Nonlinear Phenomena. – 1993. – Т. 65. – №. 1-2. – С. 117-134..
10. TISEAN Nonlinear Time Series Analysis, [Электронный ресурс]: <https://www.pks.mpg.de/~tisean/>
11. Песин Я. Б. Характеристические показатели Ляпунова и гладкая эргодическая теория //Успехи математических наук. – 1977. – Т. 32. – №. 4 (196). – С. 55-112.
12. Glazunova A. Dynamic state estimation //Monitoring, Control and Protection of Interconnected Power Systems. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2014. – С. 107-123.